

MESTRADO
FINANÇAS E FISCALIDADE

Análise Comparativa de Modelos de Previsão de Falência: PME's Portuguesas

Mafalda Cardoso Leal Bessa

M

2018



FACULDADE DE ECONOMIA



Análise Comparativa de Modelos de Previsão de Falência: PME's Portuguesas

Mafalda Cardoso Leal Bessa

Dissertação

Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por

Professor Doutor António Cerqueira

Professor Doutor Elísio Brandão

2018

Resumo

Ao longo dos últimos anos o tema previsão falência empresarial tem sido largamente estudado por diversos autores, o que permitiu o desenvolvimento de vários modelos. Estes utilizam diferentes variáveis explicativas, métodos econométricos, amostra e período amostral. Apesar dos vários trabalhos existentes, não existe um consenso sobre quais as variáveis explicativas e métodos econométricos mais apropriados para cada situação.

Neste sentido surge o presente trabalho, que tem como principal objetivo comparar a capacidade preditiva de 2 métodos econométricos, análise discriminante multivariada e regressão logística, aplicados a modelos bastante populares, Z-Score de Altman (1983) e modelo de Ohlson (1980).

A amostra utilizada é constituída por 303 PME's portuguesas não cotadas, das quais 151 são não insolventes e 152 foram declaradas como insolventes entre 2015 e 2017. A amostra foi construída pelo método do emparelhamento através do valor do ativo e setor de atividade. Desta forma estimou-se a previsão de falência de cada empresa da amostra entre 3 e 1 ano antes da insolvência.

Adicionalmente, com o objetivo de aperfeiçoar os modelos, acrescentou-se três variáveis não financeiras aos modelos originais: diversidade, vendas por trabalhador e margem bruta das vendas por trabalhador.

Como principal conclusão, verificou-se que a regressão logística conseguiu alcançar uma capacidade preditiva superior em relação à análise discriminante para os modelos analisados e para a amostra considerada.

Palavras-chave: Falência, Análise Discriminante; Regressão Logística; PME's

Abstract

Over the last few years the topic of business bankruptcy prediction has been widely studied by several authors, which has allowed the development of various models. These models use different explanatory variables, econometric methods, sample and sampling period. Despite the many existing works, there is no consensus on which explanatory variables and econometric methods are most appropriate for each situation.

In this sense, our study presents as main objective to compare the predictive capacity of two econometric methods, multivariate discriminant analysis and logistic regression, applied to popular models, the Altman's Z-Score (1983) and the Ohlson's model (1980).

The sample consists of 303 non listed Portuguese SMEs, of which 151 are classified as non-insolvent and 152 were declared as insolvent between 2015 and 2017. The sample was built by the pair matching procedure based on the value of total assets and sector of activity. In this way, it was analyzed the predictive ability of the model for each firm and for periods between 1 and three years before the insolvency date.

In addition, in order to improve the models, three non-financial variables were added to the original models: diversity, sales per employee and gross margin of sales per employee.

Overall, our results are consistent with the logistic regression being able to provide a higher predictive capacity than the discriminant analysis for all models analyzed.

Keywords: Bankruptcy; Multivariate Discriminant Analysis; Logit Analysis; SMEs.

Índice

1. Introdução	1
2. Revisão Bibliográfica	4
2.1. Métodos Econométricos	4
2.2. Modelos Baseados em Variáveis Não Exclusivamente Financeiras.....	7
2.3. Modelos Seleccionados	8
2.3.1. Modelo Z-Score	8
2.3.2. Modelo de Ohlson	10
3. Amostra.....	13
4. Variáveis Explicativas.....	16
4.1 Resumo das Variáveis Explicativas	16
4.2 Estatísticas Descritivas.....	19
5. Resultados	23
5.1 Análise Discriminante Multivariada	23
5.2 Regressão Logística	25
5.3 Inclusão de Variáveis Não Financeiras.....	27
5.3.1 Análise Discriminante Multivariada.....	28
5.3.2 Regressão Logística	29
6. Conclusão.....	32
Bibliografia	34

Abreviaturas

PMEs - Pequenas e médias empresas

INE - Instituto Nacional de Estatística

CAEs - Classificação das Atividades Económicas Portuguesa por Ramos de Atividade

SABI – Sistema de Análisis de Balances Ibéricos

IAPMEI – Agência para a Competitividade e Inovação, I. P.

NUTS - Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos

RL – Resultado líquido do Exercício

MBV – Margem Bruta das Vendas

Índice de Tabelas

Tabela 1: Capacidade Preditiva do Modelo de Altman (1968).....	10
Tabela 2: Capacidade Preditiva do Modelo de Altman (1983).....	10
Tabela 3: Capacidade Preditiva do Modelo de Ohlson	12
Tabela 4: Resultados Obtidos por Ohlson (1980).....	12
Tabela 5: Descrição da Amostra por Anos	14
Tabela 6: Distribuição da Amostra por Região (NUTS II).....	14
Tabela 7: Distribuição da Amostra por Atividade Económica - CAE por Secção	15
Tabela 8: Estatísticas Descritivas	19
Tabela 9: Matrizes de Correlação.....	22
Tabela 10: Teste M de Box da Análise Discriminante Multivariada.....	24
Tabela 11: Capacidade Discriminatória da Análise Discriminante Multivariada	24
Tabela 12: Capacidade Preditiva dos Modelos - Análise Discriminante.....	25
Tabela 13: Coeficientes da Regressão Logística	26
Tabela 14: Capacidade Preditiva do Modelo Z-Score - Regressão Logística	27
Tabela 15: Coeficientes da Análise Discriminante Multivariada	28
Tabela 16: Capacidade Preditiva dos Modelos	29
Tabela 17: Coeficientes da Regressão Logística	30
Tabela 18: Capacidade Preditiva dos Modelos	31

1. Introdução

As PME's representam uma parte significativa da estrutura empresarial, tanto no que diz respeito ao número de empresas, capacidade de oferta de emprego, bem como, ao seu contributo para o volume de negócios de um país. Por exemplo, em Portugal, no ano de 2016, segundo o INE 99,9% das empresas não financeiras são PME's, estas empregam 79,8% do pessoal ao serviço e o seu volume de negócios representa 60,7% do volume de negócios das empresas não financeiras. Desta forma torna-se importante analisar a falência empresarial deste tipo de empresas, uma vez que esta situação afeta não só os acionistas da empresa, mas todos os outros *stakeholders*, como os trabalhadores, obrigacionistas, investidores, Estado, entre outros.

A previsão de falência de PME's é um tema que tem sido analisado por vários autores espalhados por todo o mundo, tais como Everett e Watson (1998) na Austrália, Lehmann (2003) na Alemanha, Altman e Sabato (2007) nos Estados Unidos, Cultrera e Brédart (2016) na Bélgica.

Apesar de atual, o estudo da previsão de falência iniciou-se, segundo Gissel et al. (2007), em 1930, com o aparecimento de vários modelos baseados em informação financeira. No entanto, é, na década de 60, que surge o principal contributo para esta temática, o estudo desenvolvido por Beaver em 1966, que utilizou a análise univariada para distinguir uma empresa insolvente de uma não insolvente. No final da década de 60, mais precisamente em 1968, Altman apresentou o primeiro estudo baseado na análise discriminante multivariada. Este método econométrico distingue-se do anterior ao utilizar mais do que uma variável financeira para classificar, antecipadamente, uma entidade como insolvente ou não insolvente. A partir deste estudo surgiram muitos outros trabalhos que tentaram melhorar os resultados obtidos por Altman, como Taffler (1984), Boritz e Kennedy (1995), Grice e Ingram (2001) e Shariq Mohammed (2016). Em 1980, surge o modelo desenvolvido por Ohlson, baseado num novo método econométrico, a regressão logística. Este método tem como objetivo obter a probabilidade de uma entidade pertencer ao grupo de empresas insolventes, tendo em conta a sua informação financeira. Com a evolução tecnológica têm surgido novos modelos baseados em métodos econométricos diferentes tais como probit, redes neurais artificiais, *data envelopment analysis*, entre outros.

A presente dissertação tem como principal objetivo comparar o desempenho de dois métodos econométricos, análise discriminante multivariada e a regressão logística, para o

caso das PME's portuguesas. Para tal estimou-se novos coeficientes para os modelos desenvolvidos por Altman (1983) e Ohlson (1980), à luz dos 2 métodos econométricos.

Um segundo objetivo desta dissertação é avaliar o impacto de variáveis não financeiras na capacidade preditiva dos modelos. As variáveis não financeiras analisadas foram o grau de diversificação, utilizando como proxy o nº de CAEs, e a produtividade por trabalhador, utilizando como proxy o rácio entre as vendas e o nº de trabalhadores e o rácio entre a margem bruta das vendas e o nº de trabalhadores.

A amostra utilizada é constituída por 303 PME's portuguesas não cotadas em bolsa, das quais 151 são não insolventes e 152 foram declaradas como insolventes, entre 2015 e 2017. Os dados necessários para a elaboração deste estudo foram retirados da base de dados SABI.

A classificação das empresas em insolventes ou não insolventes seguiu o critério de insolvência jurídica, definido no terceiro artigo do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas. Segundo este critério uma empresa encontra-se numa situação de insolvência quando esteja impossibilitada de cumprir com as suas obrigações vencidas ou quando o valor do passivo exceda o do ativo¹.

Este critério de insolvência é, assim, facilmente identificado, uma vez que está definido por lei, e permite uma simples identificação da data de insolvência. A base de dados utilizada usa esta definição para classificar as empresas.

Assim, um primeiro contributo deste trabalho consiste na análise da realidade empresarial portuguesa para um período recente, nomeadamente, um período pós-crise. Um segundo contributo centra-se na descoberta do método econométrico que melhor se adequa ao tecido empresarial português, fundamentalmente constituído por PME's. Para tal analisou-se os 2 métodos que, de acordo com Gissel et al (2007), apresentam uma maior capacidade preditiva. A análise à capacidade preditiva dos modelos quando se acrescenta variáveis não financeiras representa outro contributo deste trabalho.

No segundo capítulo realiza-se uma revisão da literatura mais importante, começando por analisar quais os principais métodos econométricos. Posteriormente apresenta-se alguns modelos baseados em variáveis não exclusivamente financeiras e analisa-se os modelos selecionados para o presente estudo. No terceiro capítulo é feita uma descrição da amostra utilizada. No capítulo seguinte é apresentado um breve resumo das variáveis utilizadas. No

¹ Neste estudo utilizou-se o conceito de insolvência de uma forma lata, não o diferenciando de falência.

quinto são construídos os vários modelos e é feita uma análise aos resultados obtidos. No capítulo seis são apresentadas as conclusões.

2. Revisão Bibliográfica

Nesta secção realiza-se uma revisão bibliográfica da literatura mais importante relativa à previsão de falência empresarial. Na primeira parte analisam-se os principais métodos econométricos. Numa segunda parte apresentam-se alguns modelos baseados em variáveis não exclusivamente financeiras. Por último, foi analisado mais pormenorizadamente os modelos que serviram de base para o presente estudo.

2.1. Métodos Econométricos

Ao longo dos anos surgiram diversos estudos sobre a previsão de falência empresarial, no entanto não existe um consenso sobre quais as variáveis e métodos econométricos que possuem uma maior capacidade preditiva.

É habitual dividir os métodos econométricos em dois grupos: paramétricos e não paramétricos. Os métodos paramétricos mais usados são a análise discriminante univariada, análise discriminante multivariada, regressão logística e probit. Nos métodos não paramétricos destacam-se as redes neurais artificiais, *data envelopment analysis* e modelos híbridos (onde vários modelos anteriores são combinados).

A análise discriminante univariada tem como objetivo classificar a empresa como insolvente ou não insolvente, analisando cada variável isoladamente. Num primeiro passo analisa cada variável para os dois grupos de empresas. E depois observa quais as variáveis que demonstram uma maior capacidade de separação.

De acordo com Gissel et al. (2007), o primeiro estudo sobre a previsão de falência surgiu em 1932 através de Fitzpatrick. Este autor comparou 20 rácios financeiros e descobriu que as variáveis que apresentavam mais diferenças significativas entre os dois grupos de empresas eram liquidez, endividamento e volume de negócios.

Em 1966, Beaver apresentou um dos modelos mais importantes. O autor utilizou uma amostra de 79 pares de empresas e analisou 30 rácios financeiros. Ao analisar os rácios isoladamente conclui que o rácio entre cash-flow e passivo total obteve a melhor performance. Na sua análise este rácio obteve uma capacidade preditiva de 87% um ano antes da insolvência e 78% cinco anos antes.

A principal vantagem deste método econométrico é facilidade com que se obtém uma análise à situação financeira da empresa, sendo apenas necessário avaliar os seus índices financeiros.

A análise discriminante multivariada distingue-se da anterior na medida em que analisa várias variáveis independentes cuja distribuição conjunta explica a variável dependente. Este método econométrico utiliza uma função discriminante que é otimizada de modo a maximizar a separação entre empresas insolventes e não insolventes. A função discriminante é escrita como uma combinação linear as variáveis explicativas, na seguinte forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K$$

Onde Y é a variável dependente, β_i são os coeficientes e X_i são as variáveis independentes. A variável dependente é uma variável qualitativa, apenas classifica as empresas como insolventes ou não insolventes.

Um dos primeiros modelos a usar esta técnica econométrica foi o modelo Z-Score desenvolvido por Altman em 1968, segundo o autor um modelo baseado na análise univariada não é suficiente para estudar a previsão de falências. Em 1977, Altman apresenta um novo modelo, modelo Zeta, que utiliza 6 rácios financeiros e uma amostra de 58 pares de empresas, obtendo uma precisão de 96%.

A partir do trabalho desenvolvido por Altman, muitos autores criaram os seus próprios modelos, tais como Deakin (1972), Blum (1974), Edmister (1972), Taffler (1984), Poston et al (1994), Grice e Ingram (2001), Bhunia e Sarkar (2011), Rashid e Abbas (2011), Mohammed (2016), Bod'a e Úradníček (2016), entre outros.

A regressão logística surge com o objetivo de colmatar dois pressupostos irrealistas nos quais a análise discriminante multivariada se baseia: variáveis independentes seguem uma distribuição normal e as matrizes de variância e covariância são iguais entre os dois grupos de empresas.

A variável dependente deste modelo é quantitativa e varia entre 0 e 1, indicando a probabilidade de uma empresa ser insolvente. A função logística é expressa da seguinte forma:

$$Prob(Y) = \frac{1}{(1 + e^{-(\alpha + \beta X)})}$$

Onde α e β representam os coeficientes das variáveis independentes e X as variáveis independentes.

Ohlson (1980) foi dos primeiros autores a adotar esta técnica econométrica para o estudo da previsão de falência empresarial. O seu estudo baseou-se numa amostra composta por 2.163 empresas e 9 variáveis independentes, obtendo uma precisão de 96%.

Muitos outros autores seguiram a metodologia adotada por Ohlson, tais como Zavgren (1985), Lau (1987), Dambolena e Shulman (1988), Azis e Lawson (1989), Wang (2004), Nam e Jinn (2006), Zhou e Elhag (2007), Chen (2011), Brédart (2014), entre outros.

O modelo probit é muito semelhante ao modelo anterior, a diferença é que utiliza uma função baseada na inversa da distribuição normal. A função probit é expressa da seguinte forma:

$$P_i = \Phi (X_i\beta_i + \beta_0)$$

Onde P_i é a variável dependente, que indica a probabilidade de uma empresa ser insolvente, Φ é a função distribuição normal, β é o vetor dos coeficientes estimados e X é uma matriz, que representa o número e características das observações.

O primeiro autor a usar este método econométrico foi Zmijewski em 1984. O seu estudo baseou-se numa amostra constituída por 40 empresas insolventes e 800 não insolventes entre os anos de 1970 e 1978. O seu modelo tinha 3 variáveis independentes (rentabilidade do ativo, liquidez geral e rácio de endividamento) e obteve uma precisão de 95% em empresas fora da amostra.

As principais críticas apresentadas a este método são a dificuldade na interpretação dos coeficientes das variáveis explicativas e o facto do modelo se basear numa curva normal, pelo que não é recomendado para amostras com dados que não apresentam uma distribuição normal.

A evolução tecnológica permitiu o desenvolvimento de novos modelos de previsão de falência empresarial baseados em técnicas não paramétricas. As redes neurais artificiais é um exemplo destes novos modelos. Este modelo é vagamente inspirado nas redes neurais biológicas de um animal, nomeadamente no seu cérebro, e são capazes de processar várias informações em simultâneo. Outra característica desta técnica é que consegue aprender com os eventos passados. Assim consegue concluir, mais rapidamente, sobre as relações existentes entre os vários dados, identificando padrões e tendências.

Um estudo baseado nesta técnica é o desenvolvido por Coats e Fant (1993), que utilizou uma amostra de 282 empresas, das quais 94 foram declaradas como insolventes entre 1970 e 1989.

Os autores utilizaram como variáveis independentes as mesmas que Altman usou no seu modelo Z-Score (1968) e fizeram uma comparação entre o método das redes neurais artificiais e a análise discriminante multivariada. O modelo das redes neurais classificou corretamente 95% das empresas no ano anterior ao da insolvência e 82% quatro anos antes. Enquanto que o modelo baseado na análise discriminante obteve uma precisão de 88% um ano antes e 83% quatro anos antes.

Outro modelo não paramétrico é *data envelopment analysis*, que permite analisar a eficiência relativa de um conjunto de unidades produtivas homogêneas. A eficiência é medida através da relação existente entre os outputs e inputs. Uma empresa eficiente é aquela que obtém o maior output, recorrendo a menos inputs. As vantagens apresentadas por esta técnica são a utilização simultânea de vários inputs e outputs, independentemente da unidade de medida, e não necessita de uma função *a priori*.

Um dos primeiros estudos sobre a previsão de falência a utilizar este método foi o de Cielen, Peeters e Vanhooft (2004). Este estudo utilizou uma amostra constituída por empresas belgas, 90 insolventes e 276 não insolventes. O modelo baseou-se na análise de 11 rácios financeiros e obteve uma capacidade preditiva de 85%.

2.2. Modelos Baseados em Variáveis Não Exclusivamente Financeiras

Nos últimos anos tem surgido modelos de previsão de falência baseados não só em variáveis financeiras, mas também em variáveis não financeiras, como o grau de diversificação de uma empresa, setor de atividade, antiguidade, região, entre outros.

Wu, Gaunt e Gray (2010) apresentaram um estudo onde o principal objetivo é comparação de 6 modelos de previsão de falência: Altman (1968), Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Shumway (2001), Hillegeist et al. (2004) e um modelo construído pelos autores. Este novo modelo é constituído por variáveis dos 5 modelos anteriores (variáveis exclusivamente financeiras) e por uma variável não financeira – grau de diversificação, utilizando como proxy o nº de segmentos de atividades da empresa.

A amostra utilizada é formada por 50.611 empresas cotadas na NYSE e AMEX no período entre 1980 e 2006, onde 887 são insolventes e 49.724 são não insolventes. Após analisarem os 6 modelos, os autores concluíram que um modelo mais abrangente, que utiliza

informações contabilísticas, dados de mercado e características não financeiras das empresas fornece previsões mais confiáveis sobre a possibilidade de falência.

Bhimani et al. (2010) desenvolveram um modelo para prever uma situação de pagamentos em atraso. O modelo é constituído por 11 rácios financeiros, 2 variáveis não financeiras (dimensão e idade), 3 variáveis dummy relativas ao setor de atividade (primário, comércio e transportes) e 2 variáveis dummy relativas à localização geográfica. A amostra utilizada é constituída por 31.025 dados contabilístico entre 1997 e 2003 de empresas privadas, retirados da Central de Balanços do Banco de Portugal. Com este modelo os autores concluíram que era possível prever atrasos nos pagamentos com uma capacidade de acerto de 75%.

Brîndescu-Olariu (2014) estudou a relação existente entre a produtividade do trabalho e previsão de insolvência das empresas romenas. O seu modelo obteve uma capacidade de previsão de 63%, comprovando, assim, a existência de uma relação entre a produtividade e o risco de insolvência.

2.3. Modelos Seleccionados

De forma a abranger técnicas distintas de análise de previsão de falência, seleccionou-se dois modelos. A escolha foi realizada tendo em conta a precisão obtida por cada um, bem como a sua popularidade e facilidade de aplicação. Os modelos analisados serão o modelo Z-Score de Altman e o modelo de Ohlson.

2.3.1. Modelo Z-Score

O modelo Z-Score, desenvolvido por Altman em 1968, foi um dos primeiros modelos baseados na análise discriminante múltipla. O objetivo do autor era explicar a previsão de falência através da utilização de vários rácios financeiros.

O autor começa por fazer uma revisão dos estudos anteriores, referindo que a previsão de dificuldades financeiras e operacionais das empresas tem suscitado a análise de rácios financeiros. Baseado nos estudos anteriores, Altman constatou que os rácios que apresentam uma melhor capacidade preditiva são os rácios de rentabilidade, liquidez e solvência. No entanto não consegue identificar qual o melhor, uma vez que os diversos estudos têm conclusões diferentes sobre a capacidade de cada rácio.

Para Altman a utilização da análise discriminante múltipla é mais adequada do que a análise univariada, pois considera as correlações estatísticas entre os diferentes rácios financeiros. Este método econométrico permite assim fazer previsões sobre falência empresarial, utilizando um conjunto de características das empresas, bem como as relações entre as várias características.

A amostra usada era constituída por 66 empresas norte-americanas da indústria transformadora e cotadas em bolsa, das quais 33 eram não insolventes e 33 insolventes. As empresas insolventes são as empresas que foram declaradas como insolventes pelos tribunais entre 1946 e 1965. Para a escolha das empresas não insolventes Altman recorreu ao método do emparelhamento, de acordo com a atividade e valor do ativo. O autor exclui, ainda, da sua amostra as empresas que tinham um valor do ativo muito elevado ou muito baixo em relação à média, de forma a não enviesar os resultados.

Inicialmente Altman analisou 22 rácios financeiros, escolhidos por serem os mais referidos e os de maior importância segundo a literatura existente. Estes rácios são divididos em 5 categorias: liquidez, rentabilidade, alavancagem, solvência e atividade. Para selecionar as variáveis que possibilitam uma melhor capacidade preditiva do modelo, Altman estudou a significância estatística de várias funções discriminantes, avaliou as correlações existentes entre as variáveis independentes e examinou a capacidade preditiva das diferentes funções. Resultando num modelo constituído por apenas 5 variáveis independentes:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

- $X_1 = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Ativo Total}}$
- $X_2 = \frac{\text{Resultados Transitados}}{\text{Ativo Total}}$
- $X_3 = \frac{\text{Resultados Operacionais}}{\text{Ativo Total}}$
- $X_4 = \frac{\text{Valor de Mercado dos Capitais Próprios}}{\text{Passivo Total}}$
- $X_5 = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}}$

A letra Z da equação, ou Z-Score, representa o ponto de separação, que divide as empresas da seguinte forma:

- Z-Score < 1,80: A empresa encontra-se em zona de dificuldade;
- $1,80 < \text{Z-Score} < 2,99$: A empresa encontra-se numa zona de incerteza;
- Z-Score > 3: A empresa encontra-se numa zona saudável.

O modelo Z-Score apresentou uma elevada capacidade preditiva no modelo um ano antes da ocorrência de falência (95%). No entanto a sua capacidade foi diminuindo nos modelos seguintes, conforme demonstrado na tabela 1.

Tabela 1: Capacidade Preditiva do Modelo de Altman (1968)				
Modelos	Nº Observações	Corretamente Classificadas	Nº Erros	Capacidade Preditiva
1 ano antes da falência	33	31	2	95%
2 anos antes da falência	32	23	9	72%
3 anos antes da falência	29	14	15	48%
4 anos antes da falência	28	8	20	29%
5 anos antes da falência	25	9	16	36%
Fonte: Adaptado de Altman (1968)				

Em 1983, o autor adaptou o seu modelo Z-Score, de forma a não excluir as empresas não cotadas. Para tal alterou a variável X_4 , substituindo o valor de mercado dos capitais próprios pelo seu valor contabilístico. A nova função discriminante é representada da seguinte forma:

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

O novo valor do Z-Score classifica as empresas em zona de dificuldade se $Z < 1,23$ e em zona saudável se $Z > 2,90$. A zona de incerteza é, então, entre 1,23 e 2,90.

Também neste modelo o autor obteve uma boa capacidade preditiva para um ano antes da falência, 93,94%.

Tabela 2: Capacidade Preditiva do Modelo de Altman (1983)				
Modelos	Nº Observações	Corretamente Classificadas	Nº Erros	Capacidade Preditiva
1 ano antes da falência	66	62	4	93,94%
Fonte: Adaptado de Viegas de Carvalho, "A Falência e o Incumprimento de Empresas".				

2.3.2. Modelo de Ohlson

Em 1980, Ohlson apresentou um dos primeiros modelos de previsão de falência baseado na análise de regressão logística. Este estudo tinha como principais objetivos estudar a falência empresarial e expor as limitações da análise discriminante múltipla.

Na análise discriminante as variáveis independentes têm que seguir uns determinados requisitos estatísticos, tais como seguirem uma distribuição normal e terem matrizes de variância e covariância igual entre os dois grupos de empresas, algo que para o autor pode limitar a investigação.

Ohlson considera que o resultado obtido na análise discriminante é pouco intuitivo, já que apenas separa as empresas em dois grupos (insolventes ou não insolventes), ao contrário do resultado da regressão logística, que apresenta a probabilidade de uma empresa entrar em insolvência.

A utilização do método do emparelhamento para selecionar as empresas não insolventes, é, também, criticado pelo autor, pois os critérios utilizados (dimensão e indústria) não são arbitrários. Além disso não se sabe ao certo quais os ganhos ou perdas associadas a este método.

O autor salienta, ainda, que o seu estudo distingue-se dos anteriores ao não usar a base de dados *Moody's Manual*, mas sim a *10-K*. A vantagem desta base de dados é que apresenta a data de disponibilização das demonstrações financeiras. Ohlson refere que usar informação publicada depois da constatação da insolvência sobrevaloriza a capacidade preditiva dos modelos.

A seleção das empresas insolventes seguiu os seguintes critérios: empresas que entraram com o pedido de insolvência entre 1970 e 1976, negociadas em bolsa ou mercado de balcão nos três anos anteriores ao pedido de insolvência e não pertencentes ao setor dos serviços, transportes ou financeiros. No caso das empresas não insolventes recorreu-se à base de dados *Compustat* e o único critério utilizado foi a exclusão das empresas de serviços, transportes e financeiras. A amostra final deste estudo é constituída por 105 empresas insolventes e 2.058 empresas não insolventes.

Neste estudo o autor apresenta 3 modelos de previsão de falência: um ano antes da insolvência, dois anos antes da insolvência e entre um e dois anos antes da insolvência. As variáveis independentes foram selecionadas, com base na simplicidade:

- $O_1: \log\left(\frac{\text{Ativo Total}}{\text{Índice de Preços}}\right)$
- $O_2: \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Ativo Total}}$
- $O_3: \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Ativo Total}}$
- $O_4: \frac{\text{Passivo Corrente}}{\text{Ativo Corrente}}$

- O_5 : Dummy (Passivo Total, Ativo Total)
- O_6 : $\frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Ativo Total}}$
- O_7 : $\frac{\text{Fluxo Caixa da Atividade Operacional}}{\text{Passivo Total}}$
- O_8 : Dummy (Resultado Líquido)
- O_9 : $\frac{\text{Resultado Líquido}_t - \text{Resultado Líquido}_{t-1}}{|\text{Resultado Líquido}_t| + |\text{Resultado Líquido}_{t-1}|}$

Os três modelos testados pelo autor obtiveram uma alta capacidade preditiva, conforme observado na tabela 3.

Tabela 3: Capacidade Preditiva do Modelo de Ohlson	
Modelos	Capacidade Preditiva
1 ano antes da falência	96,12%
2 anos antes da falência	95,55%
1 e 2 anos antes da falência	92,84%
Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)	

Os resultados obtidos pelo autor são apresentados na tabela 4. No primeiro modelo observa que os sinais dos coeficientes estimados coincidem com os sinais esperados pelo autor. Todas as variáveis mostraram-se estatisticamente significativas, com a exceção do Rácio Fundo de Maneio, Inverso da Liquidez Geral e Dummy (RL).

Tabela 4: Resultados Obtidos por Ohlson (1980)										
Variáveis	Constante	Dimensão	Rácio de Endividamento	Rácio Fundo de Maneio	Inverso Liquidez Geral	Dummy (Passivo, Ativo)	Rentabilidade do Ativo	Rácio Fluxos de Caixa	Dummy (RL)	Variação do RL
1 ano antes da falência										
Estimativa	-1,320	-0,407	6,030	-1,430	0,076	-2,370	-1,830	0,285	-1,720	-0,521
Estatística t	-0,970	-3,780	6,610	-1,890	0,761	-1,850	-2,360	0,812	-2,450	-2,210
2 anos antes da falência										
Estimativa	1,840	-0,519	4,760	-1,710	-0,297	-2,740	-2,180	-0,780	-1,980	0,422
Estatística t	1,380	-5,340	5,460	-1,780	-0,733	-1,800	-2,730	-1,920	-2,420	2,100
1 e 2 anos antes da falência										
Estimativa	1,130	-0,478	5,290	-0,990	0,062	-4,620	-2,250	-0,521	-1,910	0,212
Estatística t	1,150	-6,230	7,720	-1,740	0,738	-3,600	-3,420	-1,730	-3,110	1,300
Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)										

3. Amostra

Este estudo baseia-se numa amostra constituída por 303 PME's portuguesas não cotadas em bolsa, das quais 151 são não insolventes e 152 foram declaradas como insolventes entre 2015 e 2017. Os dados necessários para a elaboração deste estudo foram retirados da base de dados SABI.

A classificação das empresas em insolventes ou não insolventes seguiu o critério de insolvência definido no Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas. Segundo este critério uma empresa encontra-se numa situação de insolvência quando esteja impossibilitada de cumprir com as suas obrigações vencidas ou quando o valor do passivo exceda o do ativo.

Para obter a amostra começou-se por identificar o grupo de empresas insolventes. As empresas selecionadas são PME's, segundo os critérios utilizados pelo IAPMEI², e assumem a forma de sociedades anónimas, sociedades por quotas ou sociedades unipessoais por quotas. De forma a homogeneizar a amostra retirou-se ainda as microempresas³. Quanto à atividade das empresas exclui-se, apenas, as empresas financeiras e de seguros, através do CAE⁴. Posteriormente selecionou-se as empresas que estavam classificadas como insolventes na base de dados, cujo o ano de insolvência era 2015, 2016 e 2017. Os últimos critérios utilizados foram ter um mínimo de 5 anos consecutivos com contas disponíveis e que o último ano disponível seja anterior ao ano de insolvência.

Após a aplicação destes critérios atingiu-se um total de 6.912 empresas insolventes. Por último eliminaram-se as empresas para as quais não existia informação para todas variáveis necessárias nos últimos 5 anos, ficando, assim, com uma amostra de 152 empresas insolventes.

De modo a construir uma amostra emparelhada selecionou-se para cada empresa insolvente uma empresa não insolvente com o mesmo ramo de atividade e com um valor do ativo semelhante. A seleção das empresas não insolventes seguiu os critérios anteriores, com exceção do estado da empresa, neste caso as empresas estavam classificadas como ativas para os anos 2015, 2016 e 2017.

A amostra final é, assim, constituída por 303 empresas, 152 insolventes e 151 não insolventes, que se dividem uniformemente pelos anos estudados.

² Definição de PME's (segundo a Recomendação da Comissão 2003-361-CE): empresas que empregam menos de 250 pessoas e cujo volume de negócios anual não excede 50 milhões de euros ou cujo balanço total anual não excede 43 milhões de euros.

³ Definição de Microempresas: Empresa que emprega menos de 10 pessoas e cujo volume de negócios anual ou balanço total anual não excede 2 milhões de euros.

⁴ Exclui-se empresas com o CAE 64, 65 e 66.

A tabela 5 demonstra a divisão da amostra em empresas insolventes e não insolventes, de acordo com os anos selecionados. Na primeira coluna são apresentados os anos selecionados para amostra. Na segunda o número de empresas consideradas insolventes em cada ano da amostra. E na terceira o nº de empresas não insolventes, selecionadas através do método do emparelhamento da amostra.

Tabela 5: Descrição da Amostra por Anos			
Ano de Insolvência	Nº de Empresas Insolventes	Nº de Empresas Não Insolventes	Total
2015	51	51	102
2016	45	44	89
2017	56	56	112
Total	152	151	303
Fonte: Elaboração própria.			

A tabela 6 mostra a distribuição das empresas selecionadas por regiões NUTS II. As regiões que apresentam um maior número de empresas insolventes são Região Norte, Lisboa e Centro, que representam 86,2% da amostra total.

Tabela 6: Distribuição da Amostra por Região (NUTS II)			
Região (NUTS II)	Nº de Empresas Insolventes	Nº de Empresas Não Insolventes	Total
Região do Norte	52	60	112
Região do Centro	38	35	73
Região de Lisboa	41	38	79
Alentejo	5	9	14
Algarve	9	7	16
Região Autónoma da Madeira	2	0	2
Região Autónoma dos Açores	5	2	7
Total	152	151	303
Fonte: Elaboração própria.			

A tabela 7 apresenta a divisão das empresas selecionadas de acordo com a classificação da atividade económica (CAE) por secção. O número de empresas insolventes é maior na construção, indústrias transformadoras e comércio por grosso e a retalho, reparação de veículos automóveis e motociclos. As empresas que possuem estas atividades representam 72,4% da amostra total.

Tabela 7: Distribuição da Amostra por Atividade Económica - CAE por Secção			
Atividade Económica	Nº de Empresas Insolventes	Nº de Empresas Não Insolventes	Total
Agricultura, produção animal, caça, floresta e pesca	3	3	6
Indústrias extrativas	2	2	4
Indústrias transformadoras	39	39	78
Captação, tratamento e distribuição de água; saneamento, gestão de resíduos e despoluição	1	1	2
Construção	44	44	88
Comércio por grosso e a retalho; reparação de veículos automóveis e motociclos	27	27	54
Transportes e armazenagem	3	3	6
Alojamento, restauração e similares	5	5	10
Atividades de informação e de comunicação	3	3	6
Atividades imobiliárias	10	10	20
Atividades de consultoria, científicas, técnicas e similares	6	6	12
Atividades administrativas e dos serviços de apoio	6	5	11
Educação	1	1	2
Atividades de saúde humana e apoio social	1	1	2
Atividades artísticas, de espetáculos, desportivas e recreativas	1	1	2
Total	152	151	303
Fonte: Elaboração própria.			

4. Variáveis Explicativas

Neste capítulo são apresentadas as variáveis explicativas utilizadas para a estimação dos modelos seleccionados. Na primeira parte é apresentado um resumo das variáveis e na segunda parte é apresentada as estatísticas descritivas.

4.1 Resumo das Variáveis Explicativas

Designação	Rácio	Variável	Autor
Rácio Fundo de Maneio	$\frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Ativo Total}}$	X_1, O_3	Altman e Ohlson
Rácio Resultados Transitados	$\frac{\text{Resultados Transitados}}{\text{Ativo Total}}$	X_2	Altman
Rentabilidade do Ativo – <i>Earning Power</i>	$\frac{\text{Resultados Operacional}}{\text{Ativo Total}}$	X_3	Altman
Solvabilidade	$\frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Passivo Total}}$	X_4	Altman
Rotação do Ativo	$\frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}}$	X_5	Altman
Dimensão	$\log\left(\frac{\text{Ativo Total}}{\text{Índice de Preços}}\right)$	O_1	Ohlson
Rácio de Endividamento	$\frac{\text{Passivo Total}}{\text{Ativo Total}}$	O_2	Ohlson
Inverso Liquidez Geral	$\frac{\text{Passivo Corrente}}{\text{Ativo Corrente}}$	O_4	Ohlson
Dummy (Passivo, Ativo)	Toma o valor 1 se PT>AT e 0 caso contrário	O_5	Ohlson
Rentabilidade do Ativo	$\frac{\text{Resultados Líquido}}{\text{Ativo Total}}$	O_6	Ohlson
Rácio Fluxos de Caixa	$\frac{\text{Fluxo Caixa das Ativ. Operacionais}}{\text{Passivo Total}}$	O_7	Ohlson
Dummy (RL)	Toma o valor 1 se RL<0 nos últimos 2 anos; 0 caso contrário	O_8	Ohlson
Variação do RL	$\frac{\text{Resultado Líquido}_t - \text{Resultado Líquido}_{t-1}}{ \text{Resultado Líquido}_t + \text{Resultado Líquido}_{t-1} }$	O_9	Ohlson
Diversidade	Nº de CAE's	W_1	Wu, Gaunt e Gray
Produtividade Vendas	$\frac{\text{Vendas}}{\text{Nº Trabalhadores}}$	B_1	Brîndescu-Olariu
Produtividade MBV	$\frac{\text{Margem Bruta das Vendas}}{\text{Nº Trabalhadores}}$	B_2	Brîndescu-Olariu

A variável X1 mede a relação existente entre o fundo de mancio e ativo total. O fundo de mancio é medido através da diferença entre ativo corrente e passivo corrente. Uma empresa que sofra constantemente perdas operacionais, verá os seus ativos correntes serem consumidos pelas suas perdas, diminuindo a proporção de ativo corrente no ativo total.

A variável X2 é uma medida dos lucros acumulados ao longo do tempo. Segundo Altman, a idade de uma empresa é implicitamente considerada neste rácio. Por exemplo uma empresa mais jovem provavelmente terá um menor valor de X2, pelo que a probabilidade de ser classificada como insolvente é relativamente maior do que uma empresa mais antiga, *ceteris paribus*. O autor considera que esta situação acontece no mundo real, uma vez que a probabilidade de falência é maior nos primeiros anos da empresa.

A variável X3 medida através do rácio entre resultados operacionais e ativo total, permite avaliar a rentabilidade do ativo, excluindo os efeitos de natureza fiscal (impostos sobre lucros) e financeira (juros). Este indicador é, ainda, importante para a definição da estrutura de capitais ou do endividamento das empresas, uma vez que permite aferir se um aumento do endividamento potencia ou amortece a rentabilidade dos capitais próprios.

A solvabilidade de uma empresa, representada pela variável X4, indica-nos a forma como os ativos de uma empresa estão a ser financiados, ou seja, se a empresa recorre a mais capital próprio ou a capital alheio. Tudo o resto constante, quanto maior for o valor deste rácio, maior a estabilidade financeira da empresa.

A variável X5, designada por rotação do ativo, é um rácio de atividade que procura medir a capacidade das empresas em gerar vendas com base nos seus ativos. Segundo o autor, esta variável é única, pois, embora, não apresente significância estatística em termos individuais, contribui muito para a capacidade discriminativa do modelo.

A variável O1, medida através do logaritmo do quociente entre ativo e índice de preços, representa a dimensão da empresa. Segundo Ohlson, quanto maior for a dimensão da empresa, menor será a probabilidade de entrar em insolvência.

O valor de O2 permite obter indicações sobre o grau de endividamento de uma empresa. Em geral quanto maior for o valor deste rácio, pior a situação financeira da empresa, uma vez que maior será a proporção de capitais alheios face aos capitais próprios, pelo que maior a probabilidade de falência.

A variável O3 representa o rácio entre fundo de maneo e ativo total. Segundo Ohlson, o sinal esperado desta variável deve ser negativo, uma vez que, de um modo geral, quanto maior o fundo de maneo de uma empresa, menor a probabilidade de entrar em falência.

A variável O4, que representa o inverso da liquidez geral, permite analisar a capacidade de uma empresa para cumprir as suas obrigações a curto prazo. Quanto maior o passivo corrente face ao ativo corrente, menor a capacidade da empresa para cumprir as suas obrigações, o que aumenta a probabilidade de falência.

A variável O5 é uma variável binária que assume o valor 1 se o passivo total for superior ao ativo total, e 0 caso contrário. Para o autor o sinal esperado desta variável é indeterminado.

A variável O6 representa a rentabilidade do ativo, medida através do rácio entre resultado líquido e ativo total. Este rácio permite avaliar a capacidade dos ativos em gerar resultados líquidos para a empresa. Ohlson considera que o sinal desta variável deve ser negativo, pois quanto maior for o valor do rácio, menor a probabilidade de falência.

A variável O7 permite analisar a capacidade de uma empresa em gerar meios financeiros através da atividade operacional, para fazer face aos seus compromissos. Assim, Ohlson considera que esta variável deve ter um sinal negativo, pois quanto maior o valor deste rácio, menor será a probabilidade de falência.

A segunda variável binária, O8, assume o valor 1 se o resultado líquido foi negativo nos últimos dois anos, e 0 caso contrário. De acordo com o autor, a variável deve ter um sinal positivo, uma vez que a probabilidade de falência aumenta quando os resultados líquidos são negativos.

A variável O9 indica-nos se o resultado líquido de uma empresa aumentou ou diminuiu face ao ano anterior. Como o denominador é um valor absoluto, o sinal do rácio será sempre igual ao sinal do numerador, assim a variável O9 terá um sinal positivo se o resultado líquido tiver aumentado face ao ano anterior, e negativo caso contrário. Deste modo, Ohlson considera que a variável deve ter um sinal negativo, uma vez que uma redução do resultado líquido, aumenta a probabilidade de falência.

A variável Diversidade, W1, que utiliza como proxy o nº de CAE's de cada empresa, relaciona o grau de diversificação de uma empresa com a probabilidade de falência. Para os autores, uma empresa que atue em vários setores de atividade terá uma menor probabilidade de falência.

As variáveis B1 e B2 permitem concluir se a produtividade por trabalhador tem percussões na probabilidade de falência de uma empresa. Segundo o autor, estas variáveis apresentem um sinal negativo, uma vez que quanto maior a produtividade, menor deverá ser a probabilidade de falência.

4.2 Estatísticas Descritivas

Tabela 8: Estatísticas Descritivas					
Empresas Não Insolventes	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-Padrão
Rácio Fundo de Maneio	453	-0,515	1,000	0,408	0,282
Rácio Resultados Transitados	453	-1,647	0,859	-0,002	0,288
Earning Power	453	-0,343	0,657	0,035	0,090
Solvabilidade	453	-0,311	134,962	2,231	9,981
Rotação do Ativo	453	0,000	6,636	1,020	1,048
Dimensão	453	2,701	5,494	4,499	0,492
Rácio de Endividamento	453	0,007	1,452	0,637	0,266
Inverso Liquidez Geral	453	0,001	478,544	3,282	27,959
Dummy (Passivo, Ativo)	184	0,000	1,000	0,429	0,495
Rentabilidade do Ativo	453	-0,343	0,444	0,014	0,077
Rácio Fluxos de Caixa	453	-2,391	2,043	0,114	0,349
Dummy (RL)	453	0,000	1,000	0,181	0,385
Variação do RL	450	-1,000	1,000	0,054	0,609
Diversidade	453	1,000	5,000	1,841	1,080
Produtividade - Vendas	415	0,000	12 464 254,080	257 341,759	950 029,936
Produtividade - MBV	403	-1,576	1,000	0,055	0,196
Empresas Insolventes	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-Padrão
Rácio Fundo de Maneio	456	-29,161	1,000	0,329	1,445
Rácio Resultados Transitados	456	-38,308	0,861	-0,546	2,595
Earning Power	456	-4,525	0,382	-0,119	0,364
Solvabilidade	456	-0,969	4,282	0,191	0,597
Rotação do Ativo	456	0,000	16,363	0,769	1,211
Dimensão	456	2,952	6,205	4,609	0,498
Rácio de Endividamento	456	0,189	32,629	1,181	1,854
Inverso Liquidez Geral	456	0,014	112,659	2,242	7,726
Dummy (Passivo, Ativo)	176	0,000	1,000	0,568	0,495
Rentabilidade do Ativo	456	-4,669	0,255	-0,144	0,370
Rácio Fluxos de Caixa	456	-0,943	7,163	0,037	0,394
Dummy (RL)	456	0,000	1,000	0,596	0,491
Variação do RL	456	-1,000	1,000	-0,094	0,641
Diversidade	456	1,000	4,000	1,776	0,954
Produtividade - Vendas	413	0,000	22 863 784,840	214 138,157	1 174 823,605
Produtividade - MBV	397	-16,668	1,000	0,023	0,866
Fonte: Elaboração Própria.					

Em geral, verifica-se que existe uma diferença generalizada no valor médio das variáveis estudadas, quando se compara os dois grupos de empresas, insolventes e não insolventes. Estas diferenças encontram-se de acordo com o previsto para cada variável, à exceção das variáveis Dimensão e Inverso da Liquidez Geral. Na variável Dimensão, era expectável que não existisse uma diferença significativa no valor médio entre os dois grupos de empresas, uma vez que amostra foi contruída utilizando o método do emparelhamento de acordo com a dimensão (valor do ativo) e setor de atividade.

As variáveis relacionadas com o Fundo de Maneio, Resultados Transitados, Rentabilidade, Solvabilidade, Rotação do Ativo, Fluxos de Caixa, Variação do Resultado Líquido, Diversidade e Produtividade apresentam um valor médio maior nas empresas ativas, o que significa que um maior valor deste rácio, pode diminuir a probabilidade de falência.

Por outro lado, as variáveis de Endividamento e Dummy (RL) têm um valor médio superior nas empresas insolventes, pelo que os gestores das empresas devem estar atentos ao crescimento destas variáveis.

Na tabela 9 são apresentadas as correlações entre as variáveis explicativas nos dois modelos testados. Destacam-se os seguintes pares cuja correlação não é significativa:

- Rácio Resultados Transitados/Produtividade – MBV;
- Earning Power/Produtividade – MBV;
- Dimensão/Variação do RL;
- Dimensão/ Produtividade – MBV;
- Rácio de Endividamento/Produtividade – Vendas;
- Rácio de Endividamento/Produtividade – MBV;
- Rácio Fundo de Maneio/Rácio Fluxos de Caixa;
- Inverso Liquidez Geral/Rácio Fluxos de Caixa;
- Rentabilidade do Ativo/ Produtividade – MBV;
- Dummy(RL)/ Produtividade – Vendas;
- Variação do RL/Diversidade.

Dos pares que são significativamente correlacionados, salientam-se, os seguintes pares: Rácio Fundo de Maneio/Rácio Resultados Transitados, correlação igual a 67,2%, pelo que a variação de uma está associada à variação, no mesmo sentido, da outra. No mesmo sentido, o par

Dimensão/Dummy(Passivo,Ativo) apresenta uma correlação de 45,5%. Em sentido negativo destaca-se o par Rácio de Endividamento/Rácio Fundo de Maneio, com correlação igual a -77,2%, pelo que a variação de uma é inversa à variação da outra.

Tabela 9: Matrizes de Correlação												
Painel A: Matriz de Correlação do Modelo Z-Score												
	Rácio Fundo de Maneio	Rácio Resultados Transitados	Earning Power	Solvabilidade	Rotação do Ativo	Diversidade	Produtividade - Vendas	Produtividade - MBV				
Rácio Fundo de Maneio	1,000											
Rácio Resultados Transitados	0,672	1,000										
Earning Power	0,183	0,183	1,000									
Solvabilidade	0,025	0,050	0,056	1,000								
Rotação do Ativo	-0,304	-0,240	-0,318	-0,075	1,000							
Diversidade	0,034	0,080	0,083	-0,041	-0,070	1,000						
Produtividade - Vendas	0,013	0,022	0,044	-0,026	0,139	0,051	1,000					
Produtividade - MB	-0,015	-0,002	0,002	0,045	-0,013	0,025	0,080	1,000				
Painel B: Matriz de Correlação do Modelo de Ohlson												
	Dimensão	Rácio de Endividamento	Rácio Fundo de Maneio	Inverso Liquidez Geral	Dummy (Passivo, Ativo)	Rentabilidade do Ativo	Rácio Fluxos de Caixa	Dummy (RL)	Variação do RL	Diversidade	Produtividade - Vendas	Produtividade - MBV
Dimensão	1,000											
Rácio de Endividamento	-0,120	1,000										
Rácio Fundo de Maneio	0,086	-0,772	1,000									
Inverso Liquidez Geral	0,046	0,096	-0,138	1,000								
Dummy (Passivo, Ativo)	0,455	0,129	-0,086	0,099	1,000							
Rentabilidade do Ativo	0,064	-0,384	0,183	-0,045	-0,150	1,000						
Rácio Fluxos de Caixa	-0,029	-0,021	-0,008	-0,006	-0,114	-0,032	1,000					
Dummy (RL)	0,118	0,149	-0,048	-0,016	0,228	-0,301	-0,108	1,000				
Variação do RL	0,008	0,021	-0,016	-0,017	-0,065	0,246	0,032	0,035	1,000			
Diversidade	0,043	-0,090	0,034	-0,041	0,023	0,082	0,023	-0,096	0,004	1,000		
Produtividade - Vendas	0,116	-0,007	0,013	-0,023	0,044	0,029	0,051	-0,010	0,044	0,051	1,000	
Produtividade - MB	-0,005	0,000	-0,015	0,047	0,049	0,001	0,026	-0,014	-0,010	0,025	0,080	1,000
Fonte: Elaboração Própria												

5. Resultados

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para os vários modelos analisados. Na primeira parte analisa-se os dois modelos selecionados (Z-Score e Ohlson) através da análise discriminante multivariada. De seguida analisa-se os mesmos modelos através da regressão logística. E na terceira parte analisa-se o impacto da inserção de 3 variáveis não financeiras nos modelos originais, à luz dos 2 métodos econométricos.

5.1 Análise Discriminante Multivariada

Com base nos modelos descritos previamente na secção modelo Z-Score e modelo Ohlson e para os dados referentes às empresas da amostra definida na respetiva secção, recorrendo ao software SPSS, estimou-se seis funções discriminantes, que diferem pelo período de previsão a 1, 2 ou 3 anos e pelas variáveis utilizadas.

$$Z_{-1} = -0,253 - 0,070X_1 + 0,178X_2 + 2,303X_3 + 0,103X_4 + 0,551X_5$$

$$Z_{-2} = -0,116 - 0,306X_1 + 1,048X_2 + 4,691X_3 + 0,058X_4 + 0,375X_5$$

$$Z_{-3} = -0,231 - 0,164X_1 + 1,471X_2 + 5,609X_3 + 0,038X_4 + 0,342X_5$$

$$O_{-1} = -1,311 + 0,021O_1 + 0,413O_2 + 0,411O_3 + 0,004O_4 - 0,099O_5 - 0,284O_6 \\ - 1,356O_7 + 1,684O_8 - 0,704O_9$$

$$O_{-2} = -6,439 + 1,145O_1 + 1,100O_2 + 0,411O_3 - 0,007O_4 + 0,054O_5 - 4,971O_6 \\ - 0,429O_7 + 0,284O_8 + 0,377O_9$$

$$O_{-3} = -5,042 + 0,865O_1 + 0,769O_2 + 0,341O_3 + 0,089O_4 + 0,239O_5 - 5,015O_6 \\ - 0,028O_7 + 0,570O_8 + 0,052O_9$$

Na tabela 10 são apresentados os resultados do teste M Box's para cada uma das seis equações testadas, três para cada grupo de variáveis. Este teste, segundo Pestana e Gageiro (2008) permite verificar se as funções observadas são ou não estatisticamente significativas. Dado que todas as funções apresentam um nível de significância de 0,000, pode-se concluir que os modelos analisados são estatisticamente significativos.

Tabela 10: Teste M de Box da Análise Discriminante Multivariada						
	Modelo Z-Score			Modelo Ohlson		
	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3
M de Box	1 045,115	442,336	383,265	703,455	485,408	172,213
Aprox.	67,341	28,458	24,657	14,454	9,847	3,494
gl1	15	15	15	45	45	45
gl2	102 935,95	87 755,60	87 755,60	50 890,30	30 303,27	30 303,27
Sig.	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Fonte: Elaboração Própria						

O teste de igualdade de médias de grupo permite identificar quais as variáveis que têm capacidade discriminatória. Uma variável tem esta capacidade quando existe uma diferença significativa na média de cada variável para cada um dos grupos.

Na tabela 11 apresentam-se a estatística F e o nível de significância para cada uma das variáveis e para os diferentes períodos de previsão. Relativamente ao modelo Z-Score somente as variáveis Rácio do Fundo de Maneio, para todos os anos, e Rotação do Ativo, no ano N-1, não tem capacidade discriminatória. No modelo Ohlson as variáveis que não apresentam capacidade discriminatória são Rácio do Fundo de Maneio, para todos os anos, Dimensão e Rácio Fluxos de Caixa, em N-1, Inverso da Liquidez Geral, em N-1 e N-2, e Variação do RL, em N-2 e N-3.

Tabela 11: Capacidade Discriminatória da Análise Discriminante Multivariada						
Painel A: Modelo Z-Score						
Variáveis	Ano N-1		Ano N-2		Ano N-3	
	Sig.	F	Sig.	F	Sig.	F
Rácio Fundo de Maneio	0,286	1,145	0,784	0,076	0,776	0,081
Rácio Resultados Transitados	0,026	5,017	0,000	14,886	0,000	15,032
Earning Power	0,000	14,620	0,000	26,680	0,000	22,074
Solvabilidade	0,002	9,499	0,024	5,163	0,094	2,841
Rotação do Ativo	0,793	0,069	0,040	4,276	0,053	3,812
Painel B: Modelo Ohlson						
Variáveis	Ano N-1		Ano N-2		Ano N-3	
	Sig.	F	Sig.	F	Sig.	F
Dimensão	0,971	0,001	0,052	3,850	0,010	6,861
Rácio de Endividamento	0,009	7,089	0,000	20,741	0,000	17,646
Rácio Fundo de Maneio	0,311	1,033	0,909	0,013	0,736	0,114
Inverso Liquidez Geral	0,892	0,019	0,516	0,424	0,041	4,274
Dummy (Passivo, Ativo)	0,066	3,451	0,015	6,110	0,006	7,875
Rentabilidade do Ativo	0,001	12,586	0,000	23,717	0,000	25,591
Rácio Fluxos de Caixa	0,220	1,520	0,017	5,914	0,056	3,715
Dummy (RL)	0,000	30,094	0,000	12,994	0,000	13,612
Variação do RL	0,068	3,388	0,864	0,029	0,726	0,124
Fonte: Elaboração Própria.						

De modo a desenvolver a análise da capacidade de previsão dos modelos construiu-se uma tabela relativa ao sucesso ou insucesso da classificação das empresas. Estão, ainda, especificados os erros do tipo I e os erros do tipo II. O erro tipo I ocorre quando uma empresa insolvente é classificada como não insolvente. O erro tipo II ocorre quando uma empresa não insolvente é classificada com insolvente. Embora os dois tipos de erros apresentem custos para as partes envolvidas, os custos associados aos erros do tipo I são maiores que os custos associados aos erros do tipo II (Altman et al., 1977). Na tabela 12 existem dois grupos de empresas: insolventes e não insolventes. No cruzamento de cada linha com uma coluna temos a percentagem de casos que satisfazem a condição. Por exemplo para o modelo Z-Score, com previsão a 1 ano, 76,82% das empresas não insolventes foram classificadas corretamente como não insolventes.

Tabela 12: Capacidade Preditiva dos Modelos - Análise Discriminante								
Modelo Z-Score		Classificação						
		N-1		N-2		N-3		
		Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	
Grupo	Não Insolvente	76,82%	23,18%	77,48%	22,52%	70,20%	29,80%	
	Insolvente	23,03%	76,97%	32,24%	67,76%	31,58%	68,42%	
Classificação								
Modelo Ohlson		N-1		N-2		N-3		
		Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	
		Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	
Grupo	Não Insolvente	79,37%	20,63%	73,81%	26,19%	73,81%	26,19%	
	Insolvente	26,17%	73,83%	32,71%	67,29%	30,84%	69,16%	
Fonte: Elaboração Própria.								

A capacidade preditiva dos dois modelos é muito semelhante para todos os anos analisados. No modelo Z-Score a capacidade de previsão é de 76,90% para N-1, 72,61% para N-2 e 69,31% para N-3. Enquanto, no modelo de Ohlson é de 76,82% para N-1, 70,82% para N-2 e 71,67% para N-3.

5.2 Regressão Logística

Para a análise da regressão logística recorreu-se ao software EViews para estimar os novos coeficientes para cada um dos modelos selecionados, Z-Score e Ohlson, para os diferentes anos de previsão, um, dois ou três anos antes da insolvência.

Tabela 13: Coeficientes da Regressão Logística						
Painel A: Modelo Z-Score						
Variáveis	Ano N-1		Ano N-2		Ano N-3	
	Coeficientes	Sig.	Coeficientes	Sig.	Coeficientes	Sig.
Constante	-0,053	0,870	0,299	0,310	0,448	0,130
Rácio Fundo de Maneio	0,978	0,054	0,771	0,106	0,651	0,157
Rácio Resultados Transitados	-1,555	0,004	-1,132	0,020	-1,371	0,018
Earning Power	-10,160	0,000	-8,867	0,000	-7,819	0,000
Solvabilidade	-0,804	0,002	-0,715	0,001	-0,635	0,004
Rotação do Ativo	-0,655	0,000	-0,484	0,005	-0,476	0,003
Prob(LR statistic)	0,000		0,000		0,000	
Painel B: Modelo Ohlson						
Variáveis	Ano N-1		Ano N-2		Ano N-3	
	Coeficientes	Sig.	Coeficientes	Sig.	Coeficientes	Sig.
Constante	-6,993	0,005	-6,744	0,001	-5,602	0,002
Dimensão	0,732	0,164	1,021	0,020	0,797	0,038
Rácio de Endividamento	3,056	0,000	1,666	0,015	1,014	0,128
Rácio Fundo de Maneio	1,003	0,100	0,755	0,182	0,985	0,118
Inverso Liquidez Geral	0,005	0,641	-0,011	0,585	0,234	0,221
Dummy (Passivo, Ativo)	-0,424	0,344	0,082	0,835	0,054	0,884
Rentabilidade do Ativo	-6,148	0,034	-10,098	0,002	-10,239	0,006
Rácio Fluxos de Caixa	-2,049	0,018	-1,675	0,077	-1,163	0,159
Dummy (RL)	1,235	0,008	0,150	0,714	0,540	0,181
Variação do RL	-0,871	0,021	0,200	0,475	0,252	0,345
Prob(LR statistic)	0,000		0,000		0,000	
Fonte: Elaboração Própria.						

Daqui resulta os seguintes modelos:

$$Z_{-1} = -0,053 + 0,978X_1 - 1,555X_2 - 10,160X_3 - 0,804X_4 - 0,655X_5$$

$$Z_{-2} = 0,299 + 0,771X_1 - 1,132X_2 - 8,867X_3 - 0,715X_4 - 0,484X_5$$

$$Z_{-3} = 0,448 + 0,651X_1 - 1,371X_2 - 7,819X_3 - 0,635X_4 - 0,476X_5$$

$$O_{-1} = -6,993 + 0,732O_1 + 3,056O_2 + 1,003O_3 + 0,005O_4 - 0,424O_5 - 6,148O_6 \\ - 2,049O_7 + 1,235O_8 - 0,871O_9$$

$$O_{-2} = -6,744 + 1,021O_1 + 1,666O_2 + 0,755O_3 - 0,011O_4 + 0,082O_5 - 10,098O_6 \\ - 1,675O_7 + 0,150O_8 + 0,200O_9$$

$$O_{-3} = -5,602 + 0,797O_1 + 1,014O_2 + 0,985O_3 + 0,234O_4 + 0,054O_5 - 10,239O_6 \\ - 1,163O_7 + 0,540O_8 + 0,252O_9$$

De acordo com o teste do rácio de verosimilhança, teste LR, identificado na tabela 13, os seis modelos analisados são globalmente estatisticamente significativos a 1%.

No modelo Z-Score somente a variável Rácio Fundo de Maneio, para N-2 e N-3, não é estatisticamente significativa. No modelo de Ohlson as variáveis que não estatisticamente significativas são Rácio Fundo de Maneio, Inverso da Liquidez Geral e Dummy (Passivo,Ativo), para todos os anos, Dimensão, em N-1, Rácio de Endividamento e Rácio Fluxos de Caixa, em N-3, e Dummy (RL) e Variação do RL, em N-2 e N-3.

De forma a analisar a capacidade de previsão dos seis modelos desenvolvidos anteriormente apresenta-se a tabela 14, relativa à classificação das empresas em insolventes ou não insolventes. Por exemplo, no modelo de Ohlson para o ano anterior ao da insolvência 80,37% das empresas insolventes foram corretamente classificadas como insolventes.

Tabela 14: Capacidade Preditiva do Modelo Z-Score - Regressão Logística							
Modelo Z-Score		Classificação					
		N-1		N-2		N-3	
		Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente
Real	Não Insolvente	80,13%	19,87%	79,47%	20,53%	73,51%	26,49%
	Insolvente	15,13%	84,87%	24,34%	75,66%	29,61%	70,39%
Modelo Ohlson		Classificação					
		N-1		N-2		N-3	
		Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente	Não Insolvente	Insolvente
Real	Não Insolvente	84,92%	15,08%	82,54%	17,46%	79,37%	20,63%
	Insolvente	19,63%	80,37%	31,78%	68,22%	38,32%	61,68%
Fonte: Elaboração Própria.							

Neste caso a capacidade preditiva dos modelos diminui à medida que aumenta a distância temporal face ao ano de insolvência. No modelo Z-Score a capacidade preditiva é 82,51% para N-1, 77,56% para N-2 e 71,95% para N-3. No modelo de Ohlson a capacidade é de 82,83% para N-1, 75,97% para N-2 e 71,74% para N-3.

5.3 Inclusão de Variáveis Não Financeiras

Neste subcapítulo analisa-se o impacto do acréscimo de três variáveis não financeiras nos modelos analisados anteriormente: diversidade, produtividade vendas e produtividade MBV. Serão analisados 6 modelos, 3 baseados no Z-Score (modelo 1, 2 e 3) e 3 baseados em Ohlson (modelos 4, 5 e 6). Nos modelos 1 e 4 acresce-se a variável Diversidade, nos modelos 2 e 5 acresce-se a variável Produtividade – Vendas e nos modelos 3 e 6 acresce-se a variável Produtividade – MBV.

5.3.1 Análise Discriminante Multivariada

Com recurso ao software SPSS contrui-se novas funções discriminantes para os modelos descritos anteriormente, para um período de um, dois ou três anos anteriores ao da insolvência. Na tabela 15 são apresentados os novos coeficientes das funções.

Tabela 15: Coeficientes da Análise Discriminante Multivariada									
Variáveis	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3
Constante	-0,459	-0,207	-0,270	-0,318	-0,174	-0,397	-0,288	-0,199	-0,331
Rácio Fundo de Maneio	-0,068	-0,291	-0,160	-0,071	-0,191	-0,132	-0,052	-0,168	-0,388
Rácio Resultados Transitados	0,173	1,039	1,465	0,167	0,980	1,129	0,166	0,989	1,188
Earning Power	2,272	4,685	5,599	2,160	4,535	5,160	2,142	4,410	5,039
Solvabilidade	0,103	0,059	0,038	0,134	0,103	0,223	0,129	0,088	0,194
Rotação do Ativo	0,546	0,377	0,344	0,480	0,338	0,325	0,536	0,345	0,383
Diversidade	0,114	0,046	0,020	----	----	----	----	----	----
Produtividade - Vendas	----	----	----	0,000	0,000	0,000	----	----	----
Produtividade - MBV	----	----	----	----	----	----	-0,476	0,147	0,088
Variáveis	Modelo 4			Modelo 5			Modelo 6		
	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3
Constante	-1,178	-6,117	-4,784	-0,459	-5,981	-4,903	-0,937	-5,722	-4,950
Dimensão	0,046	1,156	0,848	-0,166	1,063	0,862	-0,088	1,023	0,830
Rácio de Endividamento	0,404	1,045	0,745	0,391	1,024	0,562	0,402	1,025	0,558
Rácio Fundo de Maneio	0,402	0,384	0,359	0,489	0,550	0,389	0,488	0,352	0,690
Inverso Liquidez Geral	0,004	-0,007	0,093	0,051	0,032	0,223	0,047	-0,005	0,217
Dummy (Passivo, Ativo)	-0,129	0,088	0,286	0,055	-0,018	0,112	0,000	0,159	0,121
Rentabilidade do Ativo	-0,260	-5,166	-4,975	-0,178	-5,219	-5,332	-0,128	-5,424	-5,183
Rácio Fluxos de Caixa	-1,295	-0,400	0,019	-1,084	-0,506	-0,120	-1,030	-0,514	-0,016
Dummy (RL)	1,695	0,237	0,549	1,581	0,158	0,446	1,702	-0,155	0,532
Variação do RL	-0,712	0,444	0,035	-0,887	0,463	-0,042	-0,913	0,377	-0,067
Diversidade	-0,125	-0,190	-0,110	----	----	----	----	----	----
Produtividade - Vendas	----	----	----	0,000	0,000	0,000	----	----	----
Produtividade - MBV	----	----	----	----	----	----	0,529	-0,151	0,118
Fonte: Elaboração Própria.									

De modo a verificar se as funções discriminantes construídas são ou não estatisticamente significativas realizou-se o teste M de Box's para as 18 funções analisadas. Os resultados permitiram concluir que todas as funções são estatisticamente significativas, uma vez que apresentam um nível de significância de 0,000.

Nos modelos 1, 2 e 3 a capacidade discriminatória das variáveis é igual à observada no modelo Z-Score. Nas novas variáveis, somente, a variável Produtividade – Vendas tem capacidade discriminatória, para o ano N-1.

No modelo 4 as variáveis apresentam a mesma capacidade discriminatória observada no modelo de Ohlson. Nos modelos 5 e 6, para o ano N-1, as variáveis Inverso da Liquidez Geral e Rácio Fluxos de Caixa ganham capacidade discriminatório. No ano N-2, a variável Inverso da Liquidez Geral ganha capacidade, enquanto que a variável Dimensão perde capacidade discriminatória. No ano N-3 a capacidade discriminatória é igual à observada para o modelo de Ohlson. Das novas variáveis inseridas, apenas, a Produtividade – Vendas tem capacidade discriminatória para o ano N-1.

A tabela 16 apresenta a capacidade preditiva dos 6 modelos testados para os três anos de análise, bem como a capacidade preditiva dos modelos Z-Score e de Ohlson. No ano anterior ao da insolvência os modelos com maior capacidade de previsão são os modelos 5 e 6. No ano N-2, são os modelos 2 e 3. E no ano N-3 são os modelos 2 e de Ohlson.

Tabela 16: Capacidade Preditiva dos Modelos			
Modelos	N-1	N-2	N-3
Modelo Z-Score	76,90%	72,61%	69,31%
Modelo 1	77,23%	73,27%	69,64%
Modelo 2	79,35%	75,00%	71,38%
Modelo 3	78,20%	75,19%	71,27%
Modelo Ohlson	76,82%	70,82%	71,67%
Modelo 4	76,39%	70,39%	70,82%
Modelo 5	80,19%	69,48%	69,81%
Modelo 6	80,30%	69,42%	69,57%
Fonte: Elaboração Própria.			

5.3.2 Regressão Logística

Neste caso os coeficientes dos novos modelos analisados foram estimados através do software EViews, para o mesmo período temporal, um, dois ou três anos antes da insolvência. A tabela 17 apresenta os coeficientes dos 18 modelos analisados.

Tabela 17: Coeficientes da Regressão Logística									
Variáveis	Modelo 1			Modelo2			Modelo 3		
	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3
Constante	-0,131	0,174	0,372	-0,179	0,284	0,431	-0,167	0,289	0,267
Rácio Fundo de Maneio	0,973	0,778	0,654	1,144	0,863	0,646	0,978	0,875	0,949
Rácio Resultados Transitados	-1,562	-1,143	-1,382	-2,532	-1,824	-1,815	-2,570	-1,998	-1,999
Earning Power	-10,146	-8,923	-7,851	-10,052	-9,156	-8,505	-9,931	-9,299	-8,375
Solvabilidade	-0,813	-0,724	-0,638	-0,813	-0,723	-0,574	-0,703	-0,615	-0,499
Rotação do Ativo	-0,653	-0,480	-0,475	-0,705	-0,538	-0,522	-0,707	-0,571	-0,521
Diversidade	0,045	0,068	0,040	----	----	----	----	----	----
Produtividade - Vendas	----	----	----	0,000	0,000	0,000	----	----	----
Produtividade - MB	----	----	----	----	----	----	0,122	-0,744	0,426
Variáveis	Modelo 4			Modelo 5			Modelo 6		
	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3	Ano N-1	Ano N-2	Ano N-3
Constante	-6,992	-6,728	-5,623	-5,829	-6,558	-5,258	-6,077	-6,242	-4,753
Dimensão	0,732	1,028	0,796	0,252	0,856	0,686	0,357	0,812	0,569
Rácio de Endividamento	3,055	1,661	1,019	3,626	2,029	0,973	3,314	1,883	1,025
Rácio Fundo de Maneio	1,003	0,754	0,983	1,582	1,364	1,208	1,610	1,262	1,329
Inverso Liquidez Geral	0,005	-0,011	0,234	0,187	0,228	0,405	0,208	0,187	0,337
Dummy (Passivo, Ativo)	-0,425	0,081	0,051	-0,476	0,098	0,123	-0,430	0,150	0,096
Rentabilidade do Ativo	-6,151	-10,085	-10,229	-4,846	-9,668	-10,768	-4,738	-10,559	-9,840
Rácio Fluxos de Caixa	-2,048	-1,676	-1,167	-2,184	-1,483	-1,020	-1,977	-1,354	-1,071
Dummy (RL)	1,235	0,147	0,543	1,567	0,021	0,438	1,583	-0,163	0,537
Variação do RL	-0,871	0,204	0,252	-1,248	0,159	0,173	-1,279	0,124	0,137
Diversidade	-0,002	-0,024	0,014	----	----	----	----	----	----
Produtividade - Vendas	----	----	----	0,000	0,000	0,000	----	----	----
Produtividade - MB	----	----	----	----	----	----	0,734	-0,590	0,259
Fonte: Elaboração Própria.									

Segundo o teste do rácio de verosimilhança verifica-se que todos os modelos são, para um nível global, estatisticamente significativos a 1%.

Nos modelos baseados no Z-Score, modelos 1, 2 e 3, as variáveis estatisticamente significativas mantêm-se, à exceção da variável Rácio Fundo de Maneio que perde significância estatística no ano N-1 e ganha no ano N-3.

No modelo 4 não existe diferenças na significância estatística das variáveis face ao modelo de Ohlson analisado. No modelo 5, a variável Fundo de Maneio ganha significância estatística nos três anos em análise, assim como a variável Inverso da Liquidez Geral para o ano N-3. As variáveis Rentabilidade do Ativo, Rácio Fluxos de Caixa e Dimensão perdem significância estatística nos anos N-1, N-2 e N-3, respetivamente. No modelo 6, no ano N-1, variável Rácio Fundo de Maneio ganha significância estatística e a variável Rentabilidade do Ativo

perde. Em N-2, o Rácio Fluxos de Caixa ganha. Em N-3, a variável Dimensão perde significância estatística, enquanto que a variável Fundo de Maneio ganha.

As variáveis não financeiras inseridas nos modelos não têm capacidade discriminatório em nenhum dos anos analisados.

A tabela 18 apresenta a capacidade preditiva dos 6 modelos analisados para 3 anos analisados. Em todos os modelos a capacidade de previsão de falência diminui à medida que se afasta do ano de insolvência. Observa-se, ainda, que a capacidade de previsão dos modelos 1, 2 e 3 e 4, 5 e 6 é semelhante à obtida nos modelos Z-Score e de Ohlson. No ano N-1 os modelos com maior capacidade de previsão são os modelos 5 e 6. No ano N-2 são os modelos 2 e 3 e no ano N-3 são os modelos 1 e 3.

Tabela 18: Capacidade Preditiva dos Modelos			
Modelos	N-1	N-2	N-3
Modelo Z-Score	82,51%	77,56%	71,95%
Modelo 1	82,84%	76,90%	72,28%
Modelo 2	81,16%	78,26%	71,74%
Modelo 3	81,20%	78,57%	73,13%
Modelo Ohlson	82,83%	75,97%	71,74%
Modelo 4	82,83%	75,54%	71,24%
Modelo 5	83,96%	74,65%	69,81%
Modelo 6	83,74%	76,21%	68,60%
Fonte: Elaboração Própria.			

6. Conclusão

Este trabalho teve como principal objetivo estudar a previsão de falência de PMEs portuguesas, especificamente, analisando qual o método econométrico, entre a análise discriminante ou a regressão logística, que melhor se aplica ao caso das PMEs portuguesas. Para tal selecionou-se dois modelos, Z-Score e de Ohlson, que foram testados para as duas técnicas, para períodos entre um e três anos anteriores à insolvência.

A comparação entre as duas técnicas permitiu concluir que, para os dois modelos, Z-Score e de Ohlson, a regressão logística alcançou uma melhor capacidade preditiva para todo o período analisado.

Posteriormente analisou-se o impacto da introdução de três variáveis não financeiras nos modelos: Diversidade, Produtividade por Trabalhador (Vendas e MBV). A variável Diversidade não se revelou estatisticamente significativa, o que poderá dever-se ao facto de que, por um lado, uma empresa que atue em mais que um setor de atividade, estará a diversificar as suas áreas de negócios, o que diminui o risco de falência. Por outro lado, uma empresa que atua em vários setores pode ver a qualidade dos seus produtos diminuir, uma vez que terá que se expandir para outras áreas, não se especializando em nenhuma. As variáveis da Produtividade nem sempre se mostraram estatisticamente significativas, uma vez que estas estão muito dependentes do modelo de negócio, por exemplo existem setores de mão-de-obra intensiva, enquanto que outros não o são.

Estes novos modelos foram, ainda, aplicados aos três principais setores de atividade: indústria transformadora, construção e comércio por grosso e a retalho, reparação de veículos automóveis e motociclos. Os resultados obtidos foram semelhantes aos observados com o total da amostra.

Para trabalhos futuros poderia sugerir a análise do impacto da introdução de variáveis macroeconómicas nos modelos de previsão de falência. Os modelos analisados baseiam-se em informação ao nível da empresa, mas existem outras variáveis extra empresa, que influenciam a sua situação financeira, tais como, a conjuntura nacional ou mesmo internacional.

Um outro tema que poderá representar um contributo relevante nesta matéria, será a análise da capacidade preditiva dos modelos condicional à fase do ciclo económico, isto é, comparar a capacidade preditiva dos modelos em fases de recessão económica com fases de expansão.

Em suma, conclui-se que a regressão logística é um método econométrico mais adequado para o caso das PME's portuguesas, comparativamente à análise discriminante multivariada, uma vez que apresentou, nos 2 modelos estudados, capacidades preditivas superiores.

Bibliografia

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. doi: 10.2307/2978933
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETA analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29-54. doi: [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2010). Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt (Vol. 289): John Wiley & Sons.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171. doi: 10.1111/jifm.12053
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *Abacus*, 43(3), 332-357. doi: 10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x
- Aziz, A., & Lawson, G. H. (1989). Cash Flow Reporting and Financial Distress Models: Testing of Hypotheses. *Financial Management*, 18(1), 55-63. doi: 10.2307/3665698
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. doi: 10.2307/2490171
- Bhimani, A., Gulamhussen, M. A., & Lopes, S. D.-R. (2010). Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms. *Journal of Accounting and Public Policy*, 29(6), 517-532. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2010.09.009>
- Bhunia, A., & Sarkar, R. (2011). A study of financial distress based on MDA. *Journal of Management Research*, 3(2). doi: 10.5296/jmr.v3i2.574
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25. doi: 10.2307/2490525
- Bod'a, M., & Úradníček, V. (2016). The portability of altman's Z-Score model to predicting corporate financial distress of Slovak companies. *Technological and Economic Development of Economy*, 22(4), 532-553. doi: 10.3846/20294913.2016.1197165

- Brédart, X. (2014). Bankruptcy prediction model: The case of the United States. *International Journal of Economics and Finance*, 6(3), 1. doi: <http://dx.doi.org/10.5539/ijef.v6n3p1>
- Brîndescu-Olariu, D. (2014). Labor Productivity as a Factor for Bankruptcy Prediction. *SEA: Practical Application of Science*, 2(4). doi: <https://ideas.repec.org/a/cmj/seapas/y2014i6p33-36.html>
- Chen, M.-Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 38(9), 11261-11272. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.173>
- Cielen, A., Peeters, L., & Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 526-532. doi: [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00186-3](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00186-3)
- Coats, P. K., & Fant, L. F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22(3), 142-155. doi: 10.2307/3665934
- Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) aprovado pela Lei nº 8/2018, de 02/03.
- Cultrera, L., & Brédart, X. (2016). Bankruptcy prediction: The case of Belgian SMEs (Vol. 15). doi: 10.1108/RAF-06-2014-0059
- Dambolena, I. G., & Joel, M. S. (1988). A Primary Rule for Detecting Bankruptcy: Watch the Cash. *Financial Analysts Journal*, 44(5), 74-78. doi: <https://www.jstor.org/stable/4479150>
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179. doi: 10.2307/2490225
- Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477-1493. doi: 10.2307/2329929
- Efrim Boritz, J., & Kennedy, D. B. (1995). Effectiveness of neural network types for prediction of business failure. *Expert Systems with Applications*, 9(4), 503-512. doi: [https://doi.org/10.1016/0957-4174\(95\)00020-8](https://doi.org/10.1016/0957-4174(95)00020-8)
- Everett, J., & Watson, J. (1998). Small Business Failure and External Risk Factors. *Small Business Economics*, 11(4), 371-390. <https://www.jstor.org/stable/40228990>

- Gissel, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, 1-42. https://epublications.marquette.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1025&context=account_fac
- Grice, J. S., & Ingram, R. W. (2001). Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54(1), 53-61. doi: [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(00\)00126-0](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(00)00126-0)
- Hassan, E., Zainuddin, Z., & Nordin, S. (2017). A Review of Financial Distress Prediction Models: Logistic Regression and Multivariate Discriminant Analysis. *Indian-Pacific Journal of Accounting and Finance*, 1(3), 13-23. <http://ipjaf.omjpalpha.com/index.php/ipjaf/article/view/15/21>
- Hol, S. (2007). The influence of the business cycle on bankruptcy probability. *International Transactions in Operational Research*, 14(1), 75-90. doi: 10.1111/j.1475-3995.2006.00576.x
- Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2018). Empresas em Portugal 2016. https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_publicacoes&PUBLICACOESpub_boui=318224733&PUBLICACOESmodo=2
- Lau, A. H.-L. (1987). A Five-State Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*, 25(1), 127-138. doi:10.2307/2491262
- Lehmann, B. (2003). Is It Worth the While? The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating. EFMA 2003 Helsinki Meetings. doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.410186>
- Mohammed, S. (2016). Bankruptcy Prediction by Using the Altman Z-Score Model in Oman: A Case Study of Raysut Cement Company SAOG and its subsidiaries. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 10(4), 70-80. doi: <http://dx.doi.org/10.14453/aabfj.v10i4.6>
- Nam, J. H., & Jinn, T. (2000). Bankruptcy Prediction: Evidence from Korean Listed Companies during the IMF Crisis. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 11(3), 178-197. doi: 10.1111/1467-646X.00061
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. doi: 10.2307/2490395

- Pestana, M., & Gageiro, J. (2008). *Análise de dados para ciências sociais. A complementaridade do SPSS*. Lisboa.
- Poston, K. M., Harmon, W. K., & Gramlich, J. D. (1994). A Test of Financial Ratios as Predictors of Turnaround Versus Failure Among Financially Distressed Firms. *Journal of Applied Business Research*, 10, 41-41. doi: <http://clutejournals.com/index.php/JABR/article/view/5962>
- Rashid, A., & Abbas, Q. (2011). Predicting Bankruptcy in Pakistan. *Theoretical and Applied Economics*, 18(9), 103-128. <http://store.ectap.ro/articole/640.pdf>
- Taffler, R. J. (1984). Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 199-227. doi: [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(84\)90004-2](https://doi.org/10.1016/0378-4266(84)90004-2)
- Viegas de Carvalho, Paulo (2009). A falência e o incumprimento de empresas. In *Fundamentos da Gestão de Crédito – Uma contribuição para o valor das organizações*. 1ª Edição. Lisboa: Edições Sílabo, 2009. ISBN 978-972-618-553-6.
- Wang, B. (2004). Strategy changes and internet firm survival. Ph.D. dissertation, University of Minnesota.
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34-45. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.04.002>
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: a Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45. doi: 10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x
- Zhou, Y., & Elhag, T. M. (2007). Apply logit analysis in bankruptcy prediction. Paper presented at the Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Simulation, Modelling and Optimization, Beijing, China, September. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.416.9587&rep=rep1&type=pdf>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82. doi: 10.2307/2490859